

文章编号 1004-924X(2018)03-0565-07

基于贝叶斯自适应估计的光子计数集成成像

戚佳佳, 顾国华*, 陈远金, 何伟基, 陈 钱
(南京理工大学 光电技术系, 江苏 南京 210094)

摘要: 针对光子数极少环境下三维目标的重构问题, 基于光子计数集成成像系统提出了一种贝叶斯自适应估计方法, 来提高三维目标深度切片的重构质量。首先, 通过光子计数集成成像系统获得一系列光子计数元素图像。接着, 从光子计数过程的泊松分布出发, 利用集成成像系统中对于同一个目标像素的多次采样特性, 引入了局部自适应均值因子, 从而建立起元素图像像素光子数估计的单参数后验概率模型。最后, 通过后验概率模型的均值计算获得更新后的光子计数元素图像, 并基于光束可逆原理重构出深度切片图像。实验结果表明: 采用该方法在场景的两个深度处重构的切片图像相比传统贝叶斯重构图像的峰值信噪比提高了 7.4 dB 和 8.5 dB, 极大地提升了微弱光三维目标的重构质量。

关键词: 光子计数; 深度切片; 贝叶斯估计; 自适应均值; 集成成像

中图分类号: O439 文献标识码: A doi:10.3788/OPE.20182603.0565

Photon counting integral imaging based on adaptive Bayesian estimation

QI Jia-jia, GU Guo-hua*, CHEN Yuan-jin, HE Wei-ji, CHEN Qian

(Department of Optoelectronic Technology, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing 210094, China)

* Corresponding author, E-mail: gghnjust@mail.njust.edu.cn

Abstract: A novel method of Bayesian adaptive estimation was proposed to improve reconstructed slice images based on a photon-counting integral imaging system for three-dimensional (3D) targets in a photon-starved environment. First, a series of photon-counted elemental images were obtained by a photon-counting integral imaging system. Subsequently, based on the Poisson distribution of the photon-counting process, the posterior probability model for photon estimation of the elemental images was established with one local adaptive mean value introduced. The model benefits from the feature of multiple sampling for the same reconstructed voxel by the integral imaging system. Finally, the photon-counted elemental images were updated by calculating the expected value of the posterior probability model and the depth slice images were reconstructed by back-propagating the captured light rays. Experimental results show that the peak signal-to-noise ratio of the depth slice images reconstructed by the proposed method can be 7.4 dB and 8.5 dB higher than that of conventional Bayesian estimation at two scene depths, which greatly improves the quality of 3D target reconstruction.

收稿日期: 2017-06-20; 修订日期: 2017-09-06.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61271332); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No. 30920140112012)

Key words: photon counting; depth slice; Bayesian estimation; adaptive mean; integral imaging

1 引言

集成成像由于能够记录三维目标不同视角的 2D 图像,不仅在三维成像领域得到了广泛的关注^[1-3],同时在目标识别、深度估计以及遮拦物去除等多个应用方向体现出独特的优势^[4-7]。

合成孔径集成成像^[8] (Synthetic Aperture Integral Imaging, SAII) 作为集成成像的一种实现方式,通过单个相机在垂直相机透镜光轴的平面上,沿着 x, y 轴方向对目标场景进行多个视角图像的采集,相机每次记录的二维图像称为元素图像,这一系列的元素图像不仅包含了目标光束的强度信息,也包含了方向信息,因此,利用这些元素图像能够重构出场景中不同深度位置的目标切片图像。

基于合成孔径集成成像系统的多视角采集特性,引入光子计数技术, TAVAKOLI 等人提出采用光子计数集成成像系统^[9]来实现极低光子数条件下的三维目标重构。首先,光子计数成像技术摆脱了传统成像需要大量光子的局限性,能够实现少量光子成像。通过光子计数过程的泊松分布^[10]特性分析,修复一张光子计数图像的问题可以转变为像素光子数期望值的估计问题。将光子计数与合成孔径集成成像系统相结合,通过相机的平移采集获得静态场景下目标的多幅光子计数图像,即光子计数元素图像,这极大地弥补了原有光子计数技术单次采样不足的劣势。因此,光子计数集成成像系统通过光子计数技术能够对微弱光目标进行反射光子数的多视角采样,这不仅有助于光子数期望值的有效估计,而且能够实现三维目标的深度切片重构。

在光子计数集成成像重构领域中,通常采用泊松分布来建立光子计数探测模型^[10]。传统方法是将极大似然估计^[9]用于集成成像的深度重构,该算法尽管能够产生比较好的结果,但缺乏目标物体的先验信息,在重建效果方面仍有不足,当环境光子低到一定程度时,其应用则会受到限制。因此,人们提出采用 Gamma 分布作为元素图像的先验分布,对场景进行贝叶斯估计重构^[11],然而 Gamma 分布并不总是描述目标特性最恰当的

分布,它只能作为一种粗略描述。而另一种重构方向是将集成成像的重构问题转变成求逆问题,构造成像系统矩阵 \mathbf{H} ,引入正则化因子进行罚似然最大期望值^[12]估计重构,由于该方法达到最优结果时迭代式中惩罚项的选择以及参数调节的不确定性,该方法的场景自适应性不强。

鉴于这些问题,本文提出了基于贝叶斯自适应估计的光子计数集成成像重构算法。根据光子计数过程的泊松分布,结合光子计数集成成像的冗余采样特性引入局部自适应均值因子,建立起光子数后验概率估计的单参数模型,由此提高光子计数集成成像在极少量光子数探测情况下的成像质量,并对所得结果进行了客观评价。

2 贝叶斯自适应估计集成成像原理

2.1 传统贝叶斯估计

对于光子计数元素图像上探测到的像素值 C_{kl}^p ,根据贝叶斯定理进行估计:

$$f(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p) = \frac{f(C_{kl}^p | \lambda_{kl}^p) f(\lambda_{kl}^p)}{f(C_{kl}^p)}, \quad (1)$$

式中:符号的上标 p 代表像素在元素图像上的位置;下标 k, l 代表元素图像在 x, y 轴方向上的位置,取值分别为 $0 \sim K-1, 0 \sim L-1$; λ_{kl}^p 为 p 点光子数的期望值。

在微弱光环境下,认为探测到的光子数 C_{kl}^p 满足泊松分布,即:

$$f(C_{kl}^p | \lambda_{kl}^p) = \text{Pois}(C_{kl}^p; \lambda_{kl}^p), \quad (2)$$

$$\text{Pois}(C_{kl}^p; \lambda_{kl}^p) = \frac{\lambda_{kl}^{C_{kl}^p} e^{-\lambda_{kl}^p}}{C_{kl}^p!}, \quad (3)$$

同时,假设元素图像 λ_{kl}^p 的先验概率服从 Gamma 分布^[8],即:

$$f(\lambda_{kl}^p) = \text{Gam}(\lambda_{kl}^p; \alpha_{kl}, \beta_{kl}) = \frac{\beta_{kl}^{\alpha_{kl}}}{\Gamma(\alpha_{kl})} \lambda_{kl}^{\alpha_{kl}-1} e^{-\beta_{kl} \lambda_{kl}^p}, \quad (4)$$

其中参数 α_{kl}, β_{kl} 分别为描述元素图像先验分布的形状参数和尺度参数。最终,利用式(1)求得元素图像的后验概率分布 $f(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p)$,并计算其期望值^[13]作为像素 p 光子数的估计值 $\hat{\lambda}_{kl}^p$:

$$f(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p) = \text{Gam}(\lambda_{kl}^p; C_{kl}^p + \alpha_{kl}, 1 + \beta_{kl}), \quad (5)$$

$$\hat{\lambda}_{kl}^p = E(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p) = \frac{C_{kl}^p + \alpha_{kl}}{1 + \beta_{kl}}. \quad (6)$$

2.2 贝叶斯自适应估计

传统贝叶斯估计中建立的后验概率模型引入了两个参量 α_{kl} , β_{kl} , 分别由 $\alpha_{kl} = \mu_{kl}^2 / \sigma_{kl}^2$, $\beta_{kl} = \mu_{kl} / \sigma_{kl}^2$ 计算得来, 其中 μ_{kl} 及 σ_{kl}^2 为光子计数元素图像的均值和方差。然而在环境光子数极少 的情况下, 集成成像的元素图像表现得极为稀疏, 像素采集的光子数绝大多数情况下为零, 只有极少数的像素点采集到了光子。因此, 单张元素图像的均值或方差等统计信息不能够有效地表达目标特性。

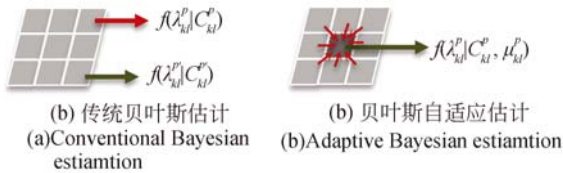


图 1 光子数估计示意图

Fig. 1 Principle diagram of photons estimation

如图 1 所示, 不同于传统贝叶斯估计中像素光子数的估计依赖于 Gamma 先验分布的两个参数, 本文提出的贝叶斯局部自适应估计算法引入了元素图像上像素所在的局部自适应均值因子 μ_{kl}^p , 对元素图像的后验概率分布重新进行推导,

则式(1)的贝叶斯公式更新如下:

$$f(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p, \mu_{kl}^p) = \frac{f(C_{kl}^p | \lambda_{kl}^p) f(\lambda_{kl}^p | \mu_{kl}^p)}{f(C_{kl}^p | \mu_{kl}^p)}, \quad (7)$$

其中先验分布 $f(\lambda_{kl}^p | \mu_{kl}^p) = e^{-\lambda_{kl}^p / \mu_{kl}^p} / \mu_{kl}^p$ 设计为单参数指数分布, 而分母项 $f(C_{kl}^p | \mu_{kl}^p)$ 与 λ_{kl}^p 无关, 可以忽略。由此, 更新后的后验概率 $f(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p, \mu_{kl}^p)$ 及估计光子数 $\hat{\lambda}_{kl}^p$ 分别为:

$$f(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p, \mu_{kl}^p) = \text{Gam}(\lambda_{kl}^p; C_{kl}^p + 1, 1 + 1/\mu_{kl}^p), \quad (8)$$

$$\hat{\lambda}_{kl}^p = E(\lambda_{kl}^p | C_{kl}^p, \mu_{kl}^p) = \frac{C_{kl}^p + 1}{1 + 1/\mu_{kl}^p}. \quad (9)$$

3 集成成像深度切片重构算法

本文提出的光子计数集成成像的深度切片重构过程分为以下三个步骤:

(1) 局部自适应均值因子 μ_{kl}^p

如图 2 所示, 基于合成孔径集成成像的成像特点, 即同一个目标点在时域上进行了多次采样且采样值有规律地分布在各个元素图像上。当计算元素图像上像素邻域的空间均值时, 追溯其他元素图像上相对应的像素点, 将所有时域相关以及空域相关的像素点都包含在局部自适应均值因子 μ_{kl}^p 的计算中。

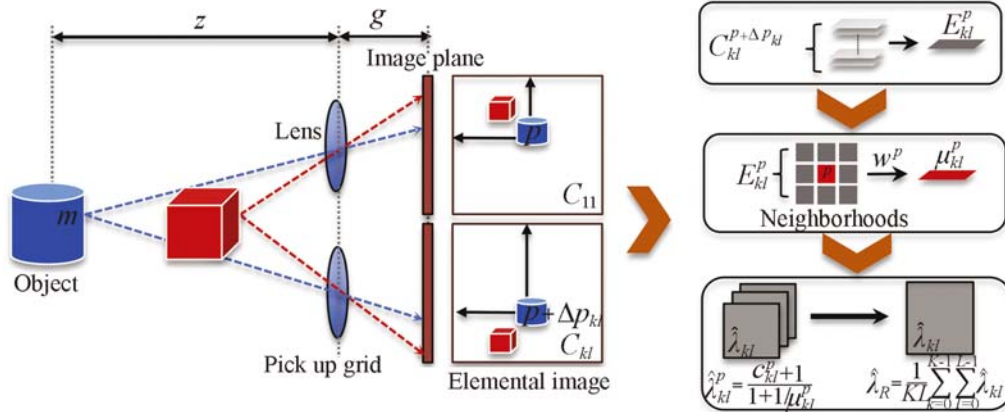


图 2 合成孔径集成成像过程以及提出的光子计数集成成像深度切片重构算法示意图

Fig. 2 Principle diagram of SAII and proposed reconstruction algorithm for depth slice image in photon counting integral imaging

首先计算元素图像上像素点 p 的时域均值 E_{kl}^p , 得到:

$$E_{kl}^p = \frac{1}{KL} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} C_{kl}^{p+\Delta p_{kl}}, \quad (10)$$

式中 $C_{kl}^{p+\Delta p_{kl}}$ 的上标 $p + \Delta p_{kl}$ 表示同一目标点落在元素图像 C_{kl} 上的像素位置。

其次, 根据式(10)求得的元素图像上各个像素点的时域均值 E_{kl}^p , 划分邻域范围, 求得中心像

素 p 的局部自适应均值因子 μ_{kl}^p :

$$\mu_{kl}^p = \sum_{p' \in S} \omega^{p'} E_{kl}^{p'} \quad (11)$$

式中 S 代表像素 p 所在邻域里所有像素点的集合, $\omega^{p'}$ 为 $E_{kl}^{p'}$ 所占的比重, 所有比重值的和满足 $\sum_{p' \in S} \omega^{p'} = 1$ 。

(2) 将相应的 C_{kl}^p 及 μ_{kl}^p 代入式(9)中计算元素图像上像素 p 的光子数估计值 $\hat{\lambda}_{kl}^p$, 得到新的光子计数元素图像 $\hat{\lambda}_{kl}$;

(3) 基于 SAII 元素图像的采集过程, 根据几何光学中的光束可逆原理对场景中不同深度的目标进行计算重构^[10]。利用步骤(2)得到的元素图像 $\hat{\lambda}_{kl}$ 重构场景的深度切片图像 $\hat{\lambda}_R$:

$$\hat{\lambda}_R = \frac{1}{KL} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \hat{\lambda}_{kl} \quad (12)$$

4 实验仿真与结果分析

4.1 光子计数集成成像

正常光照条件下, 相机在采集网格平面上以 $S_x = S_y = 5 \text{ mm}$ 的间隔沿着 x, y 轴移动相机, 对目标场景进行 2D 横向采样, 获得 8×8 幅、尺寸为 492×656 的强度图像, 即 $K = L = 8$ 。已知相机透镜与传感器的间隔 $g = 4 \text{ cm}$, 场景中的汽车和飞机这两个目标离相机透镜的距离分别为 $z_1 = 136 \text{ cm}$, $z_2 = 156 \text{ cm}$ 。针对合成孔径集成成像采集到的一系列元素图像, 引入可调节的单幅元素图像光子总数 N_p , 由强度图像仿真光子计数图像^[14], $N_p = 300, 700, 1\ 100$ 条件下的部分光子计数元素图像如图 3 所示。观察矩形框放大的元素图像细节, 可知 $N_p = 300$ 条件下光子计数元素图像的光子分布非常稀疏, 当 N_p 提高到 1 100 时人眼也很难分辨图像的细节。

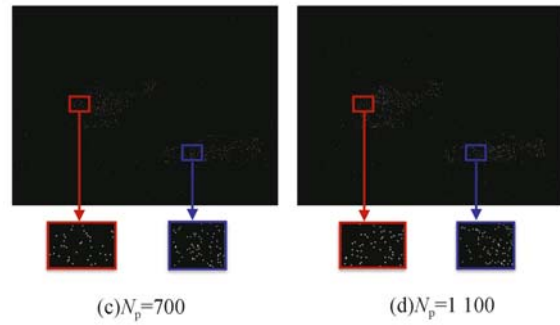
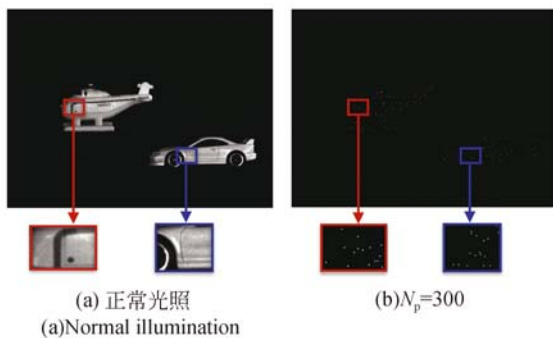


图 3 部分光子计数元素图像

Fig. 3 Representative photon counting elemental images

4.2 深度切片重构

利用 4.1 节仿真得到光子计数元素图像进行深度切片图像重构, 重构步骤中 S 选择以像素为中心的 3×3 邻域范围, 防止过大的邻域范围导致局部自适应均值因子 μ_{kl}^p 的局部性特征不显著, 从而影响到重构目标的细节恢复; $\omega^{p'}$ 均定义为 $1/9$, 即邻域内所有像素的比重相同。

图 4、图 5 分别给出了光子计数集成成像在 $N_p = 300, 700$ 条件下 z_1, z_2 两个深度切片的重构结果, 对比图 4、图 5 中奇数行传统贝叶斯重构的深度切片图像与偶数行本文算法重构的深度切片

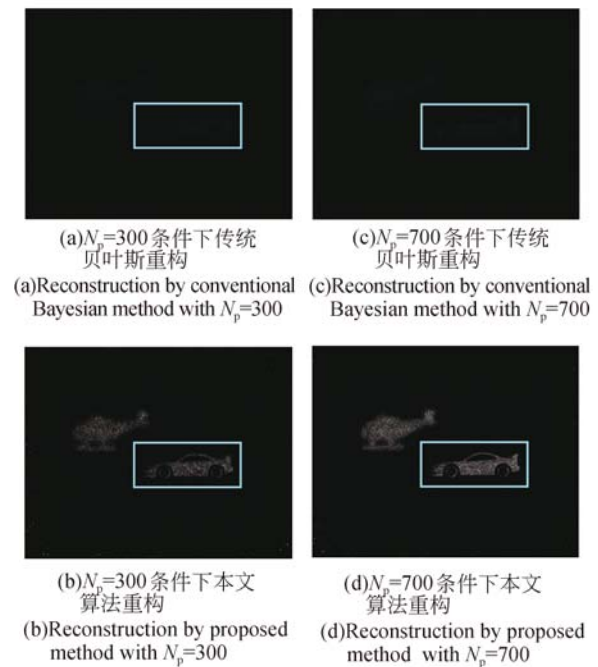


图 4 z_1 深度两种算法重构的深度切片图像

Fig. 4 Depth slice images at distance z_1 with two methods

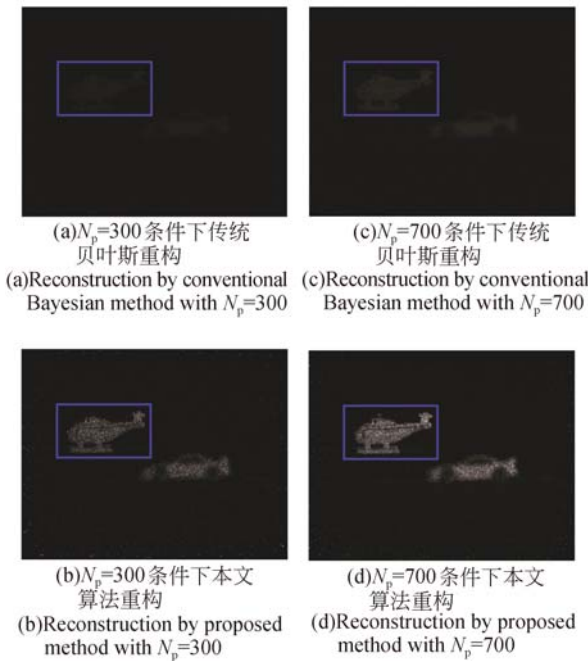


图 5 z_2 深度两种算法重构的深度切片图像

Fig. 5 Depth slice images at distance z_2 with two methods

图像,采用矩形框标记出重构切片中与重构深度相对应的目标所在区域进行着重分析。不难看出,本文提出的算法在 N_p 较大时重构出的图像效果相比 N_p 较小时更好,目标的轮廓更加清晰;而相比传统贝叶斯重构,本文算法重构的图像目标与背景之间的对比则更为明显。

图 6、图 7 通过感兴趣的矩形框区域的目标

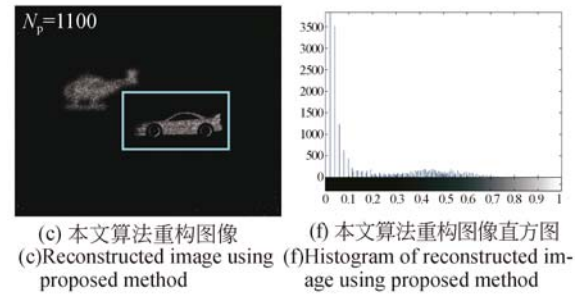
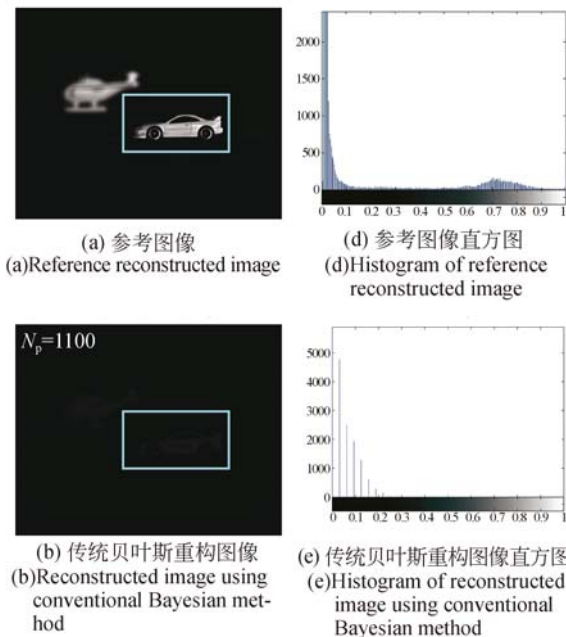


图 6 z_1 深度两种算法重构的深度切片图像及相应的直方图

Fig. 6 Depth slice images at distance z_1 with two methods and corresponding histograms

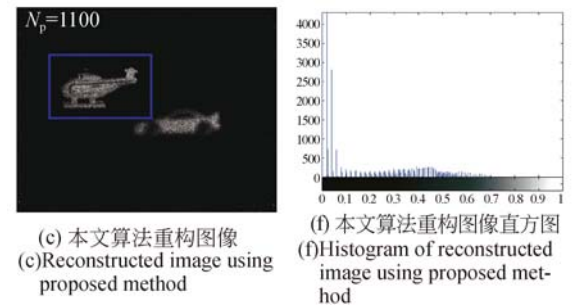
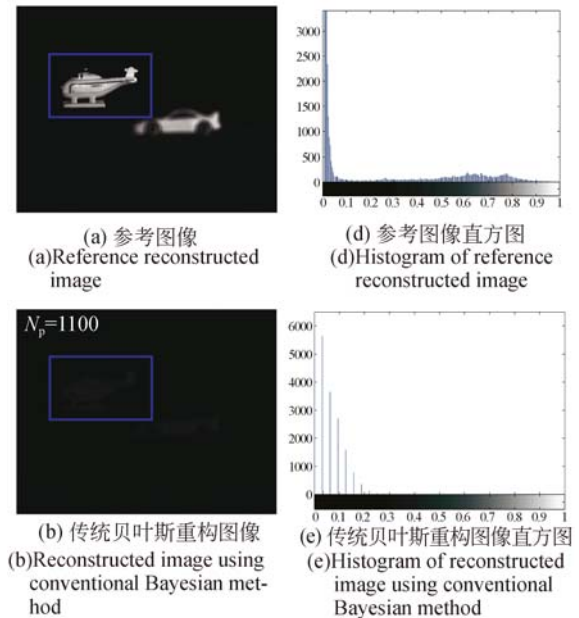


图 7 z_2 深度两种算法重构的深度切片图像及相应的直方图

Fig. 7 Depth slice images at distance z_2 with two methods and corresponding histograms

直方图来比较光子计数集成成像在 $N_p=1100$ 条件下 z_1, z_2 两个深度的重构图像效果。图 6、图 7 中(d)图为正常光照条件下重构的深度切片图像

(a)的直方图,即参考直方图。对比直方图(e)与直方图(f),本文提出的算法能够在 z_1, z_2 深度处重构出灰度变化更加丰富的目标图像,其直方图也更加接近参考直方图。

4.3 像质评价

光子计数集成成像的重构图像质量通过计算其峰值信噪比 (R_{PSN}) 进行客观评价,计算公式为:

$$R_{\text{PSN}} = 10 \lg \frac{[\max(I_R)]^2}{\text{mean}[(I_R - \hat{\lambda}_R)^2]}, \quad (13)$$

其中: I_R 为正常光照条件下重构的深度切片图像, $\hat{\lambda}_R$ 为光子计数条件下算法重构的图像, $\max(\cdot)$ 为计算输入图像的最大像素值, $\text{mean}(\cdot)$ 为计算输入图像的均值。由此计算 4.1 中目标场景在不同 N_p 条件、不同深度以及不同算法重构下的图像峰值信噪比并绘制相应的变化曲线,如图 8 所示。

由图 8 可以看出,在 N_p 增加的过程中,由于光子计数过程的不确定性,两种算法重构图像的峰值信噪比曲线不免存在一些波动,但总体呈现上升趋势,然而传统贝叶斯算法的变化曲线上升缓慢,总体上升幅度远远低于本文提出的重构算法。当 $N_p=1900$ 时,本文算法在 z_1 和 z_2 深度处

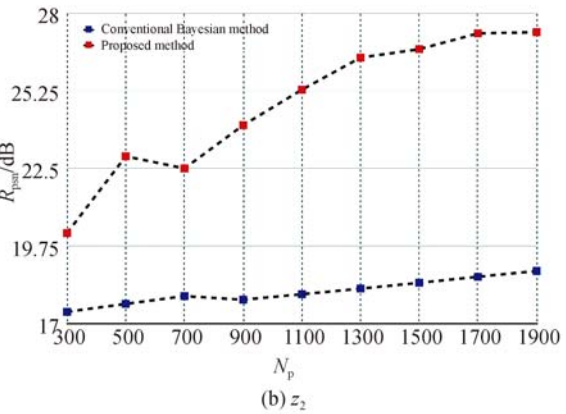
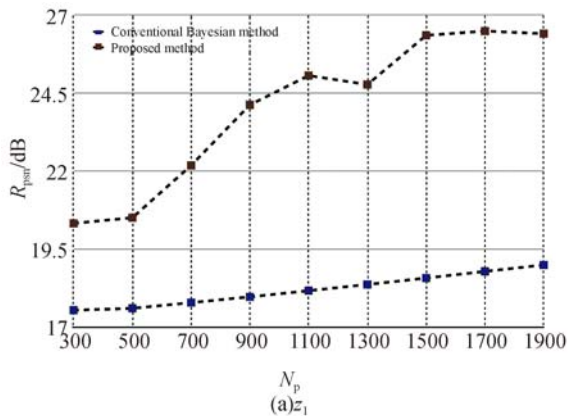


图 8 两种算法重构图像的峰值信噪比变化曲线

Fig. 8 R_{PSN} curves of reconstructed images using two methods

的切片图像峰值信噪比高出传统算法 7.4 dB 和 8.5 dB,重构图像质量得到了极大的提高。

5 结 论

本文以光子计数集成成像作为获取少量光子数条件下物体三维信息的一种成像方式,基于光子数泊松分布的假设,依据光子计数集成成像的冗余采样特性而引入局部自适应均值因子,并将它作为指数先验分布的参数,从而建立起像素光子数期望值的后验概率分布模型。通过计算直方图以及峰值信噪比,对该方法与传统的贝叶斯估计方法进行比较,结果表明:本文提出的方法能够重构出灰度变化更加丰富的深度切片图像,其直方图也更加接近正常光照条件下参考图像的直方图;当元素图像光子总数 $N_p=1900$ 时,本文方法重构的两幅深度切片图像的峰值信噪比相比较传统贝叶斯算法提高了 7.4 dB 和 8.5 dB,重构图像质量得到了明显改善。

参考文献:

- [1] 焦小雪,赵星,杨勇,等. 基于相机阵列的三维集成成像记录系统[J]. 光学精密工程, 2012, 20(8): 1653-1660.
JIAO X X, ZHAO X, YANG Y, et al.. Pick-up system for three-dimensional integral imaging with camera array[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(8): 1653-1660. (in Chinese)
- [2] 焦小雪,赵星,杨勇,等. 基于最佳记录距离的三维集成成像光学获取技术[J]. 光学精密工程,

2011, 19(11): 2805-2811.

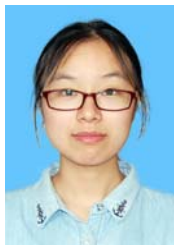
JIAO X X, ZHAO X, YANG Y, et al.. Optical acquiring technique of three-dimensional integral imaging based on optimal pick-up distance[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(11): 2805-2811. (in Chinese)

- [3] 张健,辛悦,刘伟奇,等. 基于微透镜阵列的三维数字成像[J]. 光学精密工程, 2009, 17(7): 1701-1706.

ZHANG J, XIN Y, LIU W Q, et al.. Three-di-

- mensional digital imaging based on microlens array [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(7): 1702-1706. (in Chinese)
- [4] YEOM S, JAVIDI B, WATSON E. Photon counting passive 3D image sensing for automatic target recognition[J]. *Optics Express*, 2005, 13(23): 9310-9330.
- [5] LEE B G, LILIANA, SHIN D H. Enhanced computational integral imaging system for partially occluded 3D objects using occlusion removal technique and recursive PCA reconstruction[J]. *Optics Communications*, 2010, 283(10): 2084-2091.
- [6] CHO M, MAHALANOBIS A, JAVIDI B. 3D passive photon counting automatic target recognition using advanced correlation filters[J]. *Optics Letters*, 2011, 36(6): 861-863.
- [7] XIAO X, DANESH PANAH M, JAVIDI B. Occlusion removal using depth mapping in three-dimensional integral imaging [J]. *Journal of Display Technology*, 2012, 8(8): 483-490.
- [8] JANG J S, JAVIDI B. Three-dimensional synthetic aperture integral imaging[J]. *Optics Letters*, 2002, 27(13): 1144-1146.
- [9] TAVAKOLI B, JAVIDI B, WATSON E. Three dimensional visualization by photon counting computational integral imaging [J]. *Optics Express*, 2008, 16(7): 4426-4436.
- [10] GOODMAN J W, NARDUCCI L M. Statistical optics[J]. *Physics Today*, 1986, 39(10): 126.
- [11] JUNG J, CHO M, DEY D K, *et al.*. Three-dimensional photon counting integral imaging using Bayesian estimation[J]. *Optics Letters*, 2010, 35(11): 1825-1827.
- [12] ALONI D, STERN A, JAVIDI B. Three-dimensional photon counting integral imaging reconstruction using penalized maximum likelihood expectation maximization[J]. *Optics Express*, 2011, 19(20): 19681-19687.
- [13] BERGER J O. *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis* [M]. 2nd ed.. New York: Springer, 1985: 266.
- [14] CHO M, JAVIDI B. Three-dimensional photon counting axially distributed image sensing[J]. *Journal of Display Technology*, 2013, 9(1): 56-62.

作者简介:



戚佳佳(1993—),女,江苏扬州人,博士研究生,2015年于南京理工大学获得学士学位,主要从事光子计数三维成像方面的研究。E-mail: 2274914613@qq.com

导师简介:



顾国华(1966—),男,江苏无锡人,博士,研究员,博士生导师,1989、1996、2001年于南京理工大学分别获得学士、硕士和博士学位,主要研究方向为光电成像理论与技术、图像识别处理及应用技术。E-mail: gghnjst@mail.njust.edu.cn